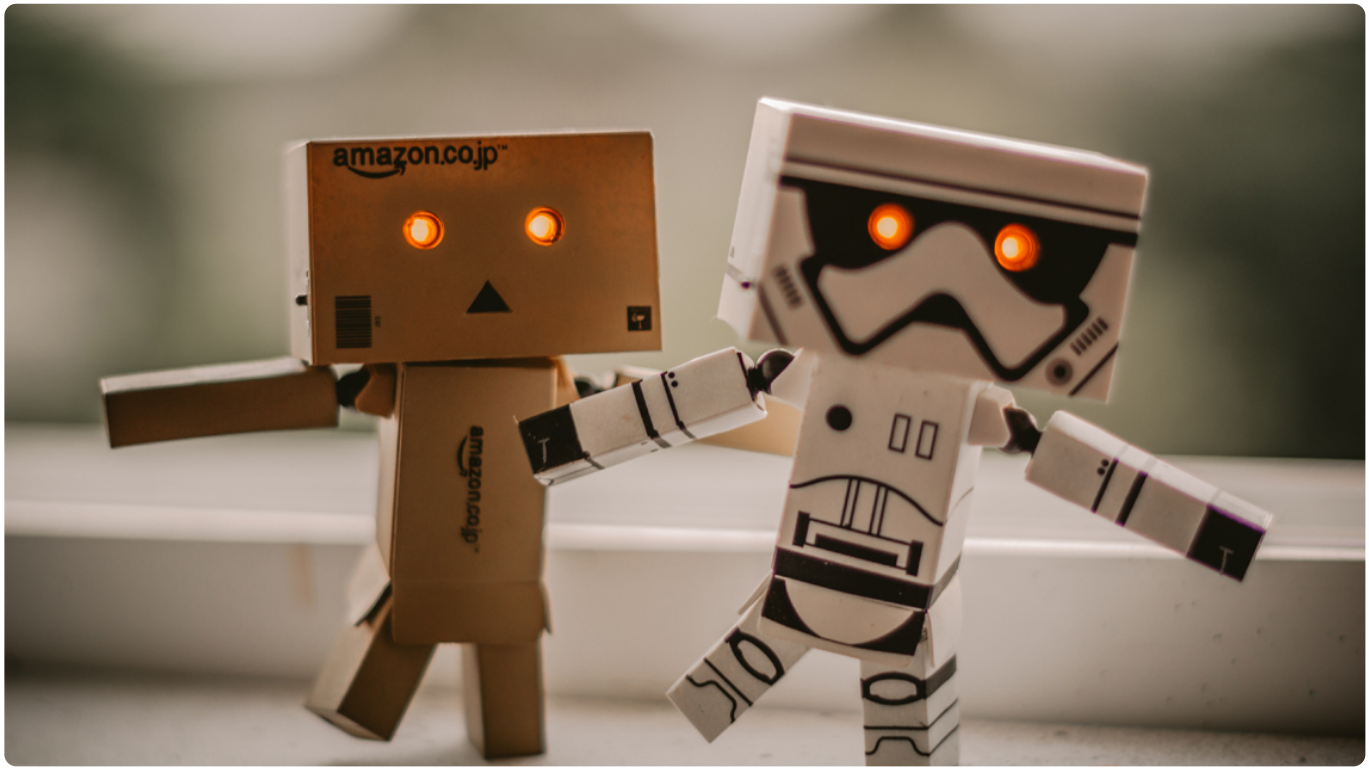
28 | 机器学习：如何教会机器识别黑灰产？

2020-02-26 何为舟



讲述：何为舟
时长 12:51　大小 10.31M

你好，我是何为舟。

通过建立一个成熟的风控系统，你能够快速建立起和黑产进行持续对抗的稳固防线。但是，风控系统和规则引擎仅仅是一个平台和工具。想要真正对黑产进行识别，我们还得依靠规则引擎中运行的规则策略。

当然，规则的维护主要是依靠人力来进行的。但是这样的维护方式会有两个弊端：首先，人的工作效率会受各种因素影响，所以对抗的实效性很难保障；其次，规则的维护受到人主观意识的影响，可能会产生一些“偏见”。

对于上述这两个问题，机器学习是一个理想的解决方案。因为，机器学习不仅可以无休止地工作，还会完全依据客观事实产生结果。

而且，机器学习对于基础安全来说，同样是一个提升规则维护效率的理想方案。因为各类防御工具（如：防火墙、IDS、WAF 等）也都是基于规则来运转的。

那么今天，我们就来聊一聊，在安全领域中尝试机器学习算法会遇到哪些问题，以及我们有哪些解决思路。

如何正确认识机器学习？

机器学习这几年非常火热，我相信你一定了解过一些相关的概念，对机器学习也有自己的理解。但是，很多人都对机器学习有着过高的预期，认为机器学习“无所不能”，而这种高预期会误导我们错误地使用机器学习。因此，我想先和你明确一下，机器学习在安全领域中能干什么、不能干什么，让我们对机器学习在安全领域中的应用有一个正确的预期。

一般来说，机器学习是通过找出未知的规则参数来区分已知的行为。这句话怎么理解呢？

我来举个例子你就懂了。在生活中，我们能够快速地分辨一张图片是猫还是狗。那你有没有思考过，我们是怎么进行识别的？根据五官、颜色还是形状？仔细回想一下，你就会发现，我们往往是根据经验来判断的，很难用文字描述出准确的判断依据。

同样地，对于一次请求或者操作，我们通常能够依据经验判定其是否是安全攻击。但是判定的依据具体有哪些，往往说不清楚。在这种情况下，机器学习就可以帮助我们将脑海中的模糊经验，总结成客观的规则参数，从而挖掘出恶意的攻击行为。

你会发现，机器学习挖掘恶意攻击的前提，是攻击行为必须能够被人为的判定，只是判定过程比较模糊和复杂，无法通过制定简单的规则进行人为的区分。因此，**机器学习实际上是对人为经验的一种总结，并不具备创新的能力，所以最终对抗效果的好坏，还是取决于人的对抗能力**。

无监督学习在安全中的应用

机器学习可以简单分为无监督学习和有监督学习，我今天也会按照这个分类来讲。我们先来看一下，无监督学习在安全中的应用。

很多人认为，无监督学习就是在没有标签的情况下去找寻分类，发现所谓的“未知的威胁”，其实不然。实际上，**无监督学习的目的是挖掘数据的分布特征，主要包括数据的聚集特征（也叫聚类特征，是通过聚类算法获得）和分布规律（也叫离群点，通过时序算法获得）。这些特征和规律能够帮助你发现异常的情况，但是不能帮你定位异常的行为。**

因此，如果想使用无监督学习来判定正常和异常行为，我们就需要对行为的整体分布有一个先验假设，常见的如：正常行为由正常用户产生，行为各有各的不同；恶意行为是少数人批量产生，行为会比较相似。

我曾经和几家乙方安全厂商聊过，有些厂商明确地表示过，他们正是基于这个假设，采用无监督学习进行业务风控识别的。从直觉上来说，这样的思路是没问题的，因为黑产大都是通过批量的行为来获取非法利益的，所以必然会在 IP、设备、行为、关联关系等各个方面露出一些马脚，被我们识别出来。但是，当落地到具体的场景时，这个假设并不完全成立。

举个例子，在业务安全中经常会遇到“垃圾小号问题”，我们通常是通过批量特征来进行挖掘的。下表是同一天注册的一批账号，以及它们对应的行为特征。我们可以通过 FP-Growth 算法对其行为进行关联分析，找到行为相同的一批账号。比如，表中的账号 2 和账号 3、账号 6 和账号 7，就存在高度的相似性。

	帐号1	帐号2	帐号3	帐号4	帐号5	帐号6	帐号7
1月1日	A城市注册	A城市注册	A城市注册	B城市注册	B城市注册	B城市注册	B城市注册
1月2日	发微博	发微博	发微博	发微博	发微博	-	-
1月3日	-	-	-	-	-	发评论	发评论
1月4日	修改头像	修改头像	修改头像	-	-	-	-
1月5日	-	关注网红A	关注网红A	关注网红A	-	-	-
1月6日	-	-	-	-	-	关注网红B	关注网红B

那这种相似是不是就意味着这几个账号是黑产呢？这个理由显然并不充分。因为这种相似性可能只是一种巧合。比如，一个寝室的同学都刚开始使用微博，他们的行为和兴趣都很相似。因此，我们并不能基于这个无监督学习挖掘出来的聚类特征，对这些账号进行处罚。

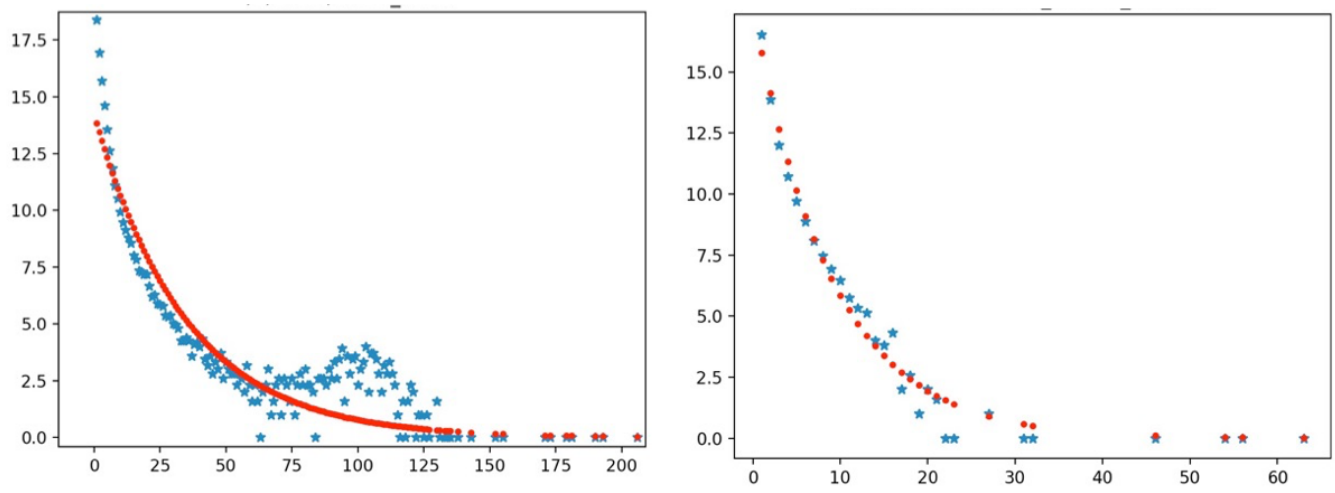
但是，如果 1 月 1 日注册了 100 个账号，其中一半的账号都被关联分析挖掘出了聚类，那我们就无法用巧合去解释了，这就说明必然出现了黑产的攻击。

因此，我们可以将无监督学习当成一个评价和监控方法。比如，在没有黑产攻击的时候，注册账号的聚类占比可能低于 10%，那当某一天的值高于 10% 的时候，就说明可能出现黑产攻击了。但是，无监督无法准确地告诉你，哪些聚类是黑产的。所以接下来，我们就需要人工进行分析了。

在基础安全领域中，无监督学习也可以通过类似的原理来应用。

举个例子，IDS 判定一台服务器是否被黑客控制的思路，可能是服务器访问的外部服务数量是否异常。通常来说，服务器访问的外部服务越多，越有可能存在扫描的嫌疑。同样地，这个假设也不绝对成立，因为你永远无法预估开发到底会使用多少外部服务。

但是，当我们去实际统计服务器访问的外部服务数量时，会发现它呈指数分布。也就是说大部分服务器只访问少量的外部服务，而访问服务数越多，对应的服务器就越少，如下方右图所示。（横轴是外部服务数量，纵轴是服务器数量）



如果你发现某一集群内的服务器对应外部服务数量分布和指数分布，存在了明显的偏离（如上方左图所示），就说明这个集群内的服务器出现了异常情况，有可能是被黑客控制了。那接下来，我们再针对这些偏离较远的服务器，进行人工排查即可。

所以说，通过应用无监督学习，我们能够发现整体数据中的异常情况，然后只需要根据相应的报警去分析疑似异常的数据就可以了。相比于人工去分析全量数据，无监督学习能够大大提升风控效率。

有监督学习在安全中的应用

说完了无监督学习的应用，我们再来说说有监督学习的应用。

有监督学习的基础是标签数据，标签就代表着已知。所以，有监督学习的最大作用就是用来挖掘“已知的威胁”。如果想要保持和黑灰产的持续对抗，我们就必须不断地生产标签数据（也叫“打标”），供有监督学习的算法来学习。但是，依靠人工去生产标签数据是不可行的。你可以先试着思考一下，不可行的原因都有哪些，然后再来看我下面的讲解。

我认为主要有三方面原因。

第一，时间成本高。

在图片识别等领域，对一个图片“打标”只需要一个普通人花几秒钟的时间。但是对于一个安全类的数据，一个安全人员可能需要花费几十分钟甚至几个小时，才能够确定这次行为到底是不是恶意行为。

第二，覆盖面不全。

由于时间成本高，我们无法进行全量数据的“打标”。而且人是存在懒惰心理的，因此人为“打标”时，总是会倾向于优先处理相对明显的数据，那么相对隐秘的攻击行为，就很容易在“打标”过程中被忽略。

第三，标准偏差。

恶意与正常往往没有明确的界限，不同的安全人员对于安全的认知和要求也不同。比如，一次简单的端口扫描算不算恶意行为呢？一个专刷明星的帐号算不算垃圾账号呢？不同的人会有不同的判断，这种判断标准的偏差会导致最终产生的标签数据分布不一致，这对机器学习的结果也将产生较大的影响。

因此，想要成功地应用有监督学习，我们就必须找到客观、高效的“打标”方案。

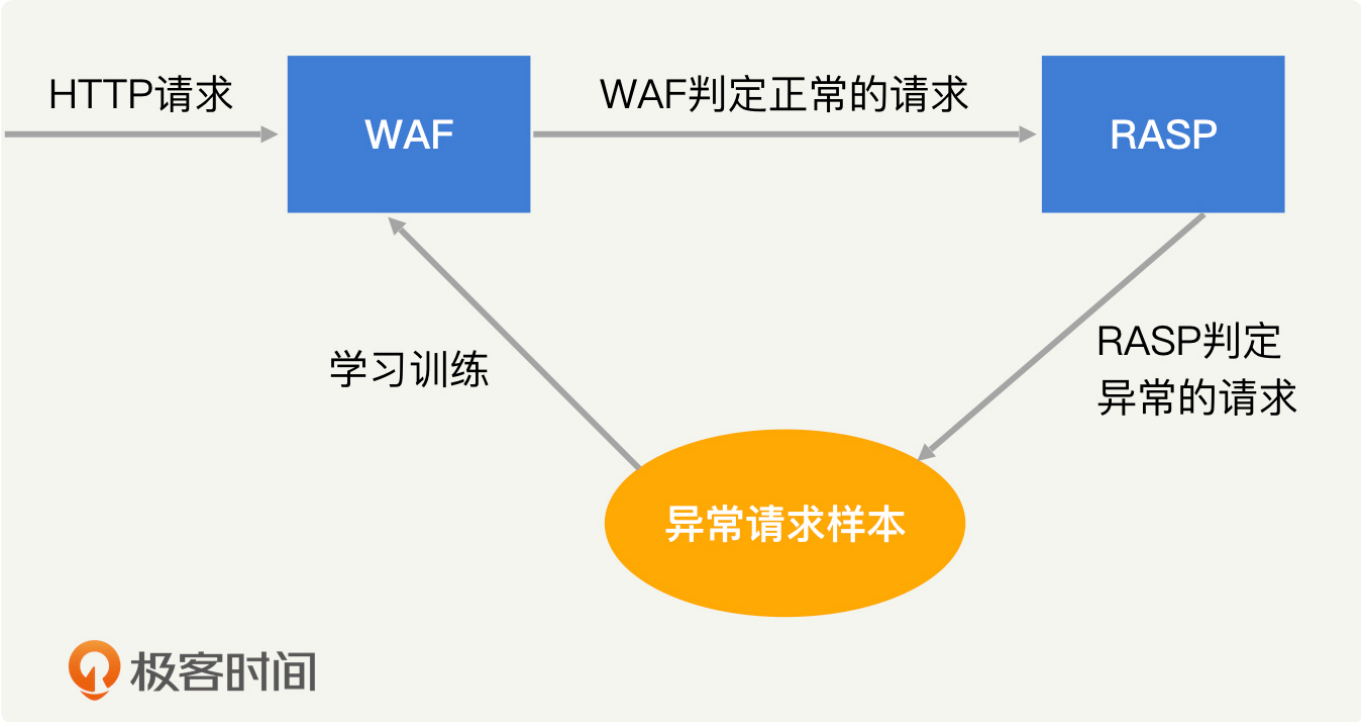
在基础安全领域中，黑客的最终目的无非是获取数据、篡改程序、拒绝响应等。所以，我们其实可以通过数据的 CIA 是否受到影响来进行标记，获得最终的判定标签，然后将标签进行回溯，从而获得表层的标签数据。

举个例子，WAF 是通过获取 HTTP 相关的数据（如：路径、参数、header、ua 等）来找出恶意的 HTTP 请求，从而对 Web 攻击进行检测拦截的。但是 WAF 并不知道这个请求具

体会干什么，执行什么样的逻辑，所以它的评判标准只能是“带有 XXX 特征的请求是恶意请求”。如果想持续不断为 WAF 提供标签数据，靠人力肯定不行，我们应该深入追踪下去，以最终结果对数据进行自动“打标”。

RASP 的检测思路正是如此，就是直接深入到 Web 程序的逻辑，根据运行情况去评判该请求是否是攻击行为。因为是对 HTTP 请求的最终行为进行评判，所以 RASP 可以实现所谓的“无规则检测”，准确率和召回率都有保证。

如果我们利用 RASP 对影响数据 CIA 的 HTTP 请求进行打标，然后由 WAF 去学习这些 HTTP 请求具有什么样的特征，那么一个完整的机器学习闭环基本就形成了，如下图所示。



业务安全其实也可以尝试同样的思路来生产标签。比如，我们可以通过对接口签名校验、虚拟设备判定等方式，对异常的行为进行标记，作为业务安全中标签数据的来源。在此基础之上，我们再使用有监督学习算法去学习异常行为的特征，让业务风控的机器学习算法能够不断更新和迭代。

另外，我不建议直接根据标签数据进行拦截。因为我们一旦进行拦截，这些生产标签的指标就会暴露，就会促使黑产进行研究和对抗，那么标签的准确性就会受到影响。

除此之外，我们也可以采用一些相对间接的方法：比如，通过用户反馈来获取异常的行为数据；再比如，标记一部分已知的恶意用户，但是不处理这些用户，而是将它们产生的行为都

当成恶意行为来标记。

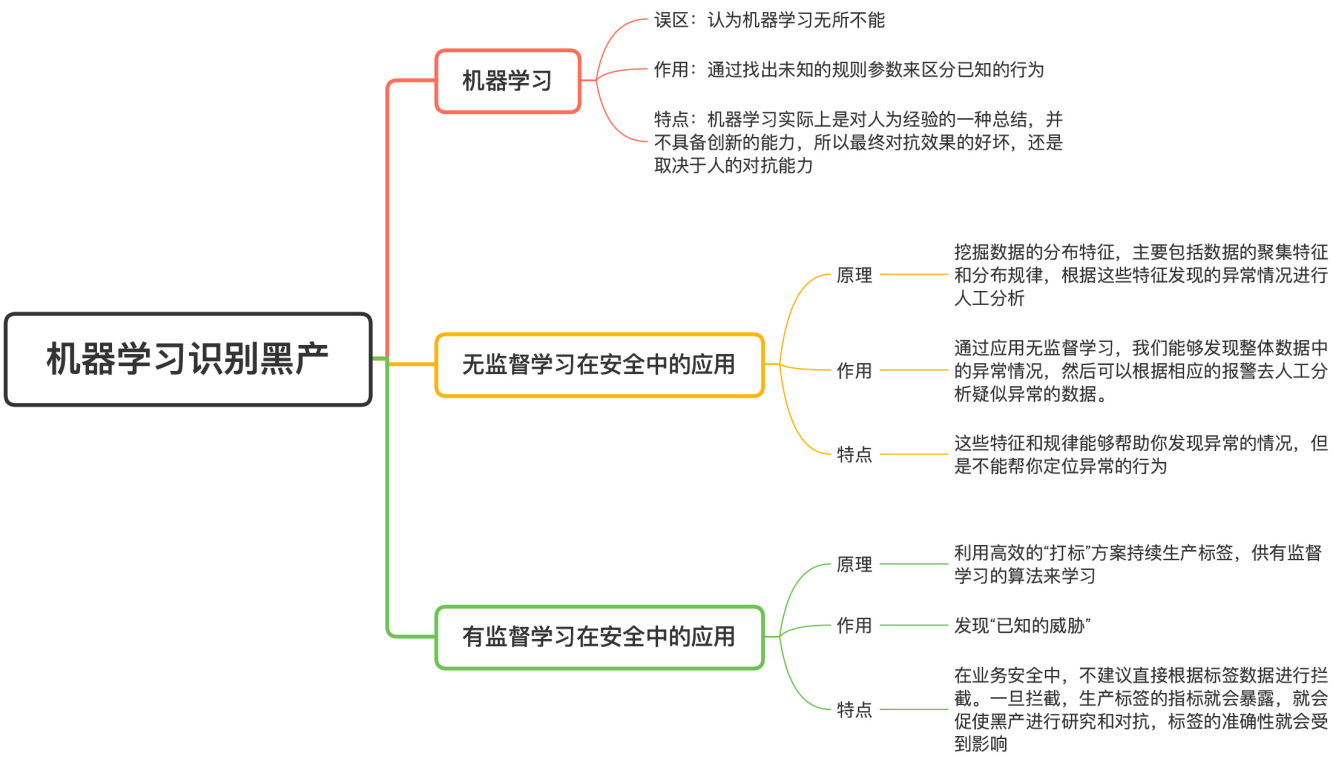
总而言之，想要成功地运用有监督学习，我们必须找到一个合理的打标方案，持续不断地产出可靠的标签数据。在此基础上，我们才能够运用各种高上大的算法，去挖掘安全领域中的“已知的威胁”。

总结

好了，今天的内容讲完了。我们来一起总结回顾一下，你需要掌握的重点内容。

在安全领域应用机器学习的时候，我们要注意：机器学习并不是一个万能的工具，它无法发现“未知的威胁”。因此，在和黑产对抗的过程中，“人”始终是对抗过程中最关键的部分，而机器学习更多的是一种提升效率的工具。

对于无监督学习，我们可以利用它的原理，来发现异常的聚集和离群点。尽管这些聚集和离群点，因为准确率不足无法全部被判定成攻击行为，但聚集和离群点的数量和分布，仍然反映出了整体的异常情况。而对于有监督学习，我们需要设计一个合理的标签系统，来尽可能自动化地生成标签数据，从而保持算法的持续更新和迭代。



思考题

今天，我们留两道思考题。

基于今天给出的机器学习应用思路，你能分析一下，在你负责的业务安全场景中，有哪些风险是可以通过无监督或者有监督学习算法来分析的吗？应该如何进行分析呢？

另外，如果你了解深度学习和图算法的话，那么不妨试着思考一下，深度学习和图算法是如何在安全领域中使用的。

欢迎留言和我分享你的思考和疑惑，也欢迎你把文章分享给你的朋友。我们下一讲再见！

课程学习计划

关注极客时间服务号
每日学习签到

月领 25+ 极客币

【点击】保存图片，打开【微信】扫码>>>

© 版权归极客邦科技所有，未经许可不得传播售卖。 页面已增加防盗追踪，如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇　27 | 风控系统：如何从海量业务数据中，挖掘黑灰产？

下一篇　29 | 设备指纹：面对各种虚拟设备，如何进行对抗？

精选留言 (3)

写留言

漂泊的小飘

2020-02-26

请问老师 中小型公司是自己训练模型好呢 还是直接买现成的服务呢

作者回复: 我不推荐买服务，因为乙方安全厂商其实也就是派几个人给你分析数据然后做模型，有这钱为啥不自己招几个人呢，风控做到最后还是得握在自己手中才行。。。。所以，如果着急的话，就写规则。不着急的话，就自己做模型。

1

leslie
2020-02-26

深度学习和图算法没有深入研究过，不过都有接触过；图算法相关的内容在算法训练营中有接触过
针对数据系统中无监督或者有监督学习来解释使用场景吧，这是目前云厂商的监控系统中用的比较多的；
无监督学习：正常的链接和操作，主要体现的是各种操作的比例，统计分析作用，便于...
展开

作者回复: 并没有时间写公众号。。。可以后续单独交流～

1

许童童
2020-02-26

个人感觉深度学习可以建立神经网络，用卷积层云和池化层更好的判断是否为恶意攻击。图算法可以一系列请求组合成一个图，从而挖掘出最短路径、最小树这些数据来指导分析工作。